

基于 NSCT 的图像融合算法^①

王 丹 周锦程 (黔南民族师范学院 数学系 贵州 都匀 558000)

摘 要: 在基于非下采样 Contourlet 变换(NSCT)上提出了一种新的图像融合算法。对经 NSCT 的低频子带系数采取基于区域能量自适应加权的融合规则,对高频子带系数采用一种混合的融合规则,即选用基于区域强度比的加权选择融合策略进行低层的选择,高层采用像素点的绝对值取大的方法进行选取。实验结果表明,该算法在目视判别以及客观标准下明显优于文中其他基于多尺度分析的图像融合算法,可获得较理想的融合图像。

关键词: 图像融合;小波变换;非下采样 Contourlet 变换

Image Fusion Algorithm Based on the Nonsampled Contourlet Transform

WANG Dan, ZHOU Jin-Cheng

(Department of Mathematics, Qiannan Normal College for Nationalities, Duyun, Guizhou 558000, China)

Abstract: A new image fusion algorithm is proposed based on the nonsampled Contourlet transform (NSCT). After the NSCT of images, the adaptive regional energy as the regular for the low frequency subband coefficients, the high-frequency detail images in different levels are processed by different fusion rules. The absolute maximum based on detail coefficients as the regular for the high level high-frequency and the weighted regional strength ratio as the regular for the others levels high-frequency. The experimental results show that the presented algorithm obviously improves the visual quality and objective indexes.

Keywords: image fusion; wavelet transform; nonsampled contourlet transform (NSCT)

1 引言

图像融合是将两个或两个以上的传感器在同一时间(或不同时间)获取的关于某个具体场景的图像或者图像序列信息加以综合,以生成一个新的有关此场景的图像。而这个图像是从单一传感器获取的信息中无法得到的。

在目前常用的图像融合技术中,基于多尺度分析的图像融合方法是应用非常广泛并及其重要的一类方法。小波变换作为一种图像多尺度几何分析工具,具有良好的空域和频域的局部化特性,在图像融合领域得到了广泛的应用。但小波变换在一维时所具有的特性并不能简单地推广到二维或更高维。由一维小波张成的可分离小波只具有有限的方向,不能“最优”表示含有线或面奇异的高维函数。而事实上具有线或面奇异的函数在高维空间中非常普遍。在小波理论的基

础上,Ridgelet 变换、Curvelet 变换、Contourlet 变换^[1]以及非下采样 Contourlet 变换(NSCT)^[2]的提出很好地解决了小波变换在这些方面的缺陷。

NSCT 实现了完全平移不变特性,并且具有良好的多尺度性、多方向性,因此可以有效提取待融合图像中的方向信息,使得融合后的图像更好地满足人眼的视觉要求。因此本文提出了一种基于 NSCT 的图像融合新算法。对经 NSCT 后的低频子带系数采取基于区域能量自适应加权的融合规则,对高频子带系数采用一种混合的融合规则,实验结果显示,该算法优于小波变换和 Contourlet 变换的融合算法以及其他具有代表性的基于 NSCT 的融合算法。

2 非下采样Contourlet变换(NSCT)

Contourlet 变换是 Do M N 和 Vetterli M^[1]在

① 收稿时间:2010-04-13;收到修改稿时间:2010-05-17

2002年提出的一种“真正”的二维图形稀疏表示方法。它不仅继承了小波变换的多分辨率时频分析特征，而且拥有良好的各向异性特征，能用比小波更少的系数来表示光滑的曲线。在它的变换过程中，多尺度分解和方向分解是分开进行的，先用拉普拉斯金字塔(LP)对图像进行多尺度分解以捕获奇异点，然后使用方向滤波器组(DFB)将分布在同方向上的奇异点合成为一个系数，由于具有良好的方向性和各向异性，该方法抓住了图像的几何结构，能准确地将图像中的边缘捕获到不同尺度、不同频率的子带中。但Contourlet变换中需要对图像进行上采样和下采样，从而使用Contourlet变换缺乏平移不变性，而平移不变性在边缘检测、图像增强以及图像融合等图像处理领域中都发挥着重要的作用。

2005年，Cunha A L、Zhou J P和Do M N提出了一种具有平移不变性的Contourlet变换——非下采样Contourlet变换(Nonsampled Contourlet Transform, NSCT)^[2]。其变换结构基于一个非下采样的塔型结构和一个非下采样的方向滤波带分解，利用á trous^[3]算法实现并生成一种灵活的多尺度、多方向且平移不变的图像分解方法。NSCT对应的滤波带具有更好的频域选择性和规则性，相比Contourlet变换，滤波带的设计也不再有很多限制，这使其能够得到具有更好频域选择性的滤波带，进而得到更好的子带分解。

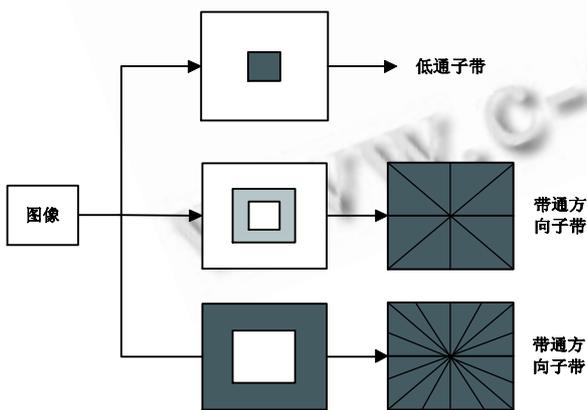


图1 非下采样Contourlet变换

非下采样Contourlet变换如图1所示。首先用非下采样金字塔变换将输入图像分解为低通子带图像

(低频分量)和带通子带图像(高频分量)，以实现图像的多尺度分解；然后利用非下采样方向滤波器组将带通子带图像分解为多个方向子带图像，以实现图像的多方向分解；最后对每一层的低通子带图像重复上述操作，得到了输入图像的多层NSCT。

若对某尺度下子带图像进行*l*级方向分解，可得到 2^l 个与原始输入图像尺寸大小相同的方向子带图像。图像经*J*级NSCT分解后可得到1个低频子带图像和 $\sum_{j=1}^J 2^{l_j}$ 个带通方向子带图像，其中 l_j 为尺度*j*下的方向分解级数。

NSCT继承了Contourlet变换的多尺度、多方向以及良好的空域和频域局部特性，变换后能量更加集中，能够更好地捕捉和跟踪图像中重要的几何特征。因此，将NSCT运用到融合领域中，能够为融合图像提供更多的有用信息。文献^[4,5]等提出了基于NSCT的图像融合算法。NSCT在图像融合上相对于以往多分辨率的变换有以下优点：

- (1) 具有更丰富的基函数，能较好地挖掘图像的奇异性，可得到对比度高、轮廓清晰的融合结果；
- (2) 具有平移不变性，能够消除吉布斯效应，得到高质量的融合图像；
- (3) 图像经NSCT分解得到的各个子带具有与源图像相同的几何尺寸，在融合过程中能够比较容易找到各个子带图像之间的对应关系，从而有利于融合运算的实现。

3 基于NSCT的图像融合

假设在图像融合之前，源图像已经经过严格的空域配准。这里以两幅图像的融合为例，对于多幅图像的融合方法可以类推。设两幅源图像分别为A、B，融合后的图像为F，其融合步骤如下：

- (1) 对两幅源图像分别进行*J*级NSCT分解，得到图像分解后各自的NSCT系数： $\{C_{j_0}^A(x,y), C_{j,l}^A(x,y)(j \geq j_0)\}$ 和 $\{C_{j_0}^B(x,y), C_{j,l}^B(x,y)(j \geq j_0)\}$ ，其中 $C_{j_0}(x,y)$ 为低频子带系数， $C_{j,l}(x,y)$ 为*j*尺度下*l*方向高频子带系数；
- (2) 采用一定的融合规则对各分解层上的不同频率分量分别进行融合处理，得到融合图像F的NSCT系数 $\{C_{j_0}^F(x,y), C_{j,l}^F(x,y)(j \geq j_0)\}$ ；
- (3) 对融合后的低频子带系数和各尺度层的高频

方向子带系数进行 NSCT 逆变换得到融合图像 F。

3.1 低频部分融合规则

低频部分反映源图像的近似特性，集中了源图像的大部分信息，其能量占图像全部能量的比例较大，可采用能量指标来指导低频子带融合系数的选取。因此针对低频子带系数我们采用基于区域能量自适应加权的融合规则。首先按下式分别求取低频子带系数 $C_{j_0}^A$ 、 $C_{j_0}^B$ 的区域能量 $E_{j_0}^A$ 、 $E_{j_0}^B$ ：

$$E_{j_0}^S(x, y) = \sum_{m \in K, n \in L} w(m, n) (C_{j_0}^S(x+m, y+n))^2 (S = A, B) \quad (1)$$

其中 $K \times L$ 大小为 3×3 、 5×5 等 (本文取 3×3)， $w(m, n) = [1, 2, 1; 2, 3, 2; 1, 2, 1] / 15$ 为窗口掩模； m, n 的变换范围在 K, L 内； $E_{j_0}^S(x, y)$ 为局域能量；融合后的低频子带系数

$$C_{j_0}^F(x, y) = C_{j_0}^A(x, y) \frac{E_{j_0}^A(x, y)}{E_{j_0}^A(x, y) + E_{j_0}^B(x, y)} + C_{j_0}^B(x, y) \frac{E_{j_0}^B(x, y)}{E_{j_0}^A(x, y) + E_{j_0}^B(x, y)} \quad (2)$$

3.2 高频部分融合规则

高频部分代表图像的细节分量，包含源图像的边缘细节信息。对于高频部分的融合，我们采用一种混合的融合规则。由于低层反映的是较粗的信息，为更好地维护像素邻域的相关性，使边缘线条更加自然，我们选用基于区域强度比的加权选择融合策略进行低层的选择；高层信息反映的是细节信息，各信息之间有很大的独立性，因而我们采用像素点的绝对值取大的方法进行选取。具体的融合规则如下：

(1) 融合图像在最高分解尺度 J (本文取 $J=4$) 上的各高频系数为：

$$C_{j,l}^F(x, y) = \begin{cases} C_{j,l}^A(x, y), & |C_{j,l}^A(x, y)| \geq |C_{j,l}^B(x, y)| \\ C_{j,l}^B(x, y), & |C_{j,l}^A(x, y)| < |C_{j,l}^B(x, y)| \end{cases} \quad (3)$$

(2) 对于分解尺度 J 以外的其它 $(J-1)$ 层的高频系数，定义区域强度比 $R_{j,l}^{AB} (j=1, 2, \dots, J-1)$ 作为匹配测度，

$$R_{j,l}^{AB} = \frac{I_{j,l}^A(x, y)}{I_{j,l}^B(x, y)} (j=1, 2, \dots, J-1) \quad (4)$$

$$I_{j,l}^S(x, y) = \sum_{m \in K, n \in L} w(m, n) |C_{j,l}^S(x+m, y+n)| (S = A, B) \quad (5)$$

其中 $I_{j,l}^S(x, y)$ 表示高频系数 $C_{j,l}^S(x, y)$ 以 (x, y) 为中心位置的区域强度； K, L 为局域大小 (本文取 3×3)； m, n 的变换范围在 K, L 内；此处 $w = [0, 1, 0; 1, 4, 1; 0, 1, 0] / 8$ 为窗口掩模。

$R_{j,l}^{AB}$ 接近 1 表示待融合图像 A 和 B 的高频系数 $C_{j,l}^A(x, y)$ 和 $C_{j,l}^B(x, y)$ 具有相似性，否则认为有很大差异。

在此，定义待融合图像 A 的高频系数选择因子为：

$$W_{j,l}^A(x, y) = \begin{cases} 1, & R_{j,l}^{AB}(x, y) \geq 1/T \\ 0.5, & T \leq R_{j,l}^{AB}(x, y) < 1/T \quad (j=1, 2, \dots, J-1) \\ 0, & R_{j,l}^{AB}(x, y) < T \end{cases} \quad (6)$$

式中， $T \in (0, 1)$ 为选择阈值 (一般取值为 $0.5 \sim 1$)。则合成后的高频系数为

$$C_{j,l}^F(x, y) = W_{j,l}^A C_{j,l}^A(x, y) + (1 - W_{j,l}^A) C_{j,l}^B(x, y) (j=1, 2, \dots, J-1) \quad (7)$$

按照上面低频部分和高频部分的融合规则，可以得到融合图像 F 的 NSCT 变换系数，再经 NSCT 逆变换就可得到融合图像 F。

4 实验结果及分析

为了验证本文算法的有效性，本文采用红外与可见光图像进行融合实验。图 2(a)、(b) 分别为红外图像与可见光图像，大小均为 256×256 。本文将多种不同的融合方法进行对比，除了与 Mallat 小波变换、à trous 小波变换以及 Contourlet 变换的融合方法进行比较外，还与两种具有代表性的 NSCT 融合方法进行比较。图 2(c)~(h) 给出了不同融合方法的融合结果。(c)、(d)、(e) 分别为采用 Mallat 小波变换、à trous 小波变换以及 Contourlet 变换的融合图像，低频取平均，高频取像素绝对值最大的融合规则，分解层数均为 3；(f)、(g) 及 (h) 都采用 NSCT，(f) 为文献 [4] 的算法，低频平均，高频取绝对值最大，NSCT 分解层数为 4，各层的分解方向数分别为 2^2 ， 2^3 ， 2^3 ， 2^4 ；(g) 为文献 [5] 的算法，低频采用区域能量最大，高频采用绝对值最大的融合规则，NSCT 分解层数为 3，NSCT 各层的分解方向数分别为 2^4 ， 2^3 ， 2^2 ；(h) 为本文提出的算法，NSCT 分解层数取为 4，NSCT 各层的分解方向数分别为 2^2 ， 2^3 ， 2^3 ， 2^4 。

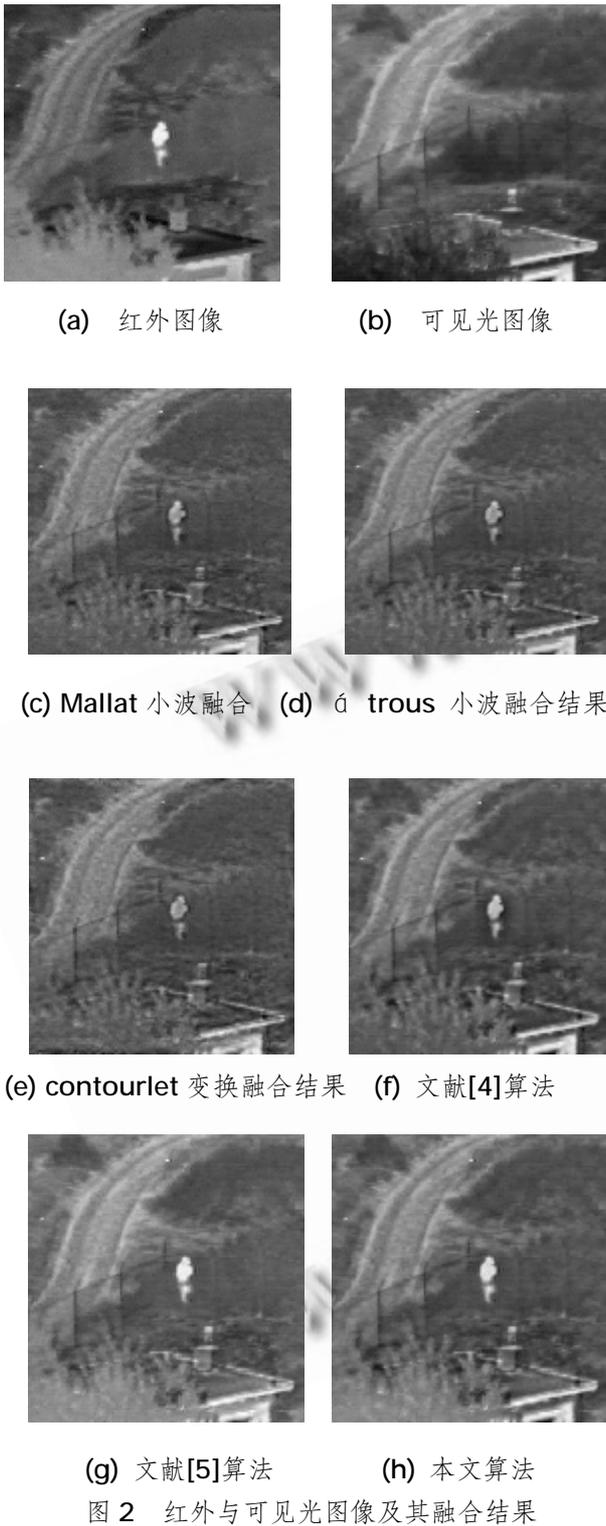


图 2 红外与可见光图像及其融合结果

从视觉效果来看，6 种融合算法都能够较好地保留了可见光图像中的景物特征信息，又很好地融入了红外图像中的人物特征信息，但 NSCT 的融合结果要优于小波变换和 Contourlet 变换的融合结果。比较图

(c)、(d)、(e)、(f)可见，采用同一融合规则时，基于 NSCT 融合结果最优，这充分反映了 NSCT 方法捕捉图像中沿边缘信息的能力。采用 Mallat 小波变换和 Contourlet 变换的融合结果中引入了比较明显的 Gibbs 块状效应，在一些边缘处出现了明显的虚影模糊，图像失真比较严重。相比之下，由于 á trous 变换和 NSCT 具有平移不变性，融合结果就很清晰，视觉效果明显优于 Mallat 小波变换和 Contourlet 变换的融合结果。但是放大图像可见，á trous 小波融合边缘细节信息较模糊，这正是由于小波是各向同性的，无法精确表达具有方向的边缘特征所导致。在 3 种 NSCT 融合结果中，本文算法的融合结果无论是在边缘，还是在细节上，比其他两种方法的效果都要好些，这体现了本文融合规则的有效性。

为了客观地评价融合图像的质量，本文选用 Piella^[6]指标中的边缘融合质量指标(EFQI)和加权融合质量指标(WFQI)作为评价标准，对融合图像进行分析比较。

通用图像质量指标(UIQI,Universal Image Quality Index)^[7]从相关性损失、亮度失真、对比度失真三个方面综合度量了两幅图像间的差异，能够很好地反映图像间的相近程度。基于 UIQI, Piella^[6]提出了两个图像融合质量的客观评价方法：边缘融合质量指标(EFQI, Edge-dependent Fusion Quality Index)和加权融合质量指标(WFQI, Weighted Fusion Quality Index)。EFQI 的定义为：

$$Q_E(A, B, F) = Q_w(A, B, F)^{1-a} Q_w(A', B', F')^a \quad (8)$$

Q_E 为 EFQI, Q_w 为 WFQI, A' 、 B' 、 F' 分别为源图像 A、B 和融合图像 F 的边缘图像。WFQI 的定义如下：

$$Q_w(A, B, F) = \sum_{w \in W} c(w)(I_A(w)Q_0(A, F|w) + (1 - I_A(w))Q_0(B, F|w)) \quad (9)$$

其中，

$$c(w) = C(w) / (\sum_{w' \in W} C(w')) \quad (10)$$

$$C(w) = \max(I(A|w), I(B|w)) \quad (11)$$

$$I_A(w) = I(A|w) / (I(A|w) + I(B|w)) \quad (12)$$

$I(A|w)$ 为图像 A 在窗口 w 内的某些显著特征，如方差、能量等，w 是所有窗口的总和， Q_0 为总体图像质量指标，其详式见文献^[6]。WFQI、EFQI 是两个结合考虑了人类视觉特性的客观评价指标，WFQI 衡量了融合图像包含源图像特征信息的多少，在 WFQI 基础上，

EFQI 更着重考虑了人眼对图像边缘信息的敏感性。二指标的值域范围均为 $[-1,1]$ ，越接近于 1 表示图像融合的质量越好。

表 1 给出了图 1 中 6 种融合方法结果的性能比较数据。从表 1 的实验数据可以看出，相对于基于小波变换和 Contourlet 变换的图像融合算法，基于 NSCT 的融合算法取得了更高的 EFQI 和 WFQI，尤其是本文提出的融合算法，EFQI 和 WFQI 最高，这表明本文提出的算法能够更好地提取图像的边缘信息，更加符合人类的视觉特征，得到了更高性能的融合图像。

表 1 红外与可见光图像融合结果的 EFQI 和 WFQI

	Mallat	à trous	contourlet	文献[4]	文献[5]	本文
	小波	小波	变换融合	算法	算法	算法
	融合	融合				
EFQI	0.7662	0.7823	0.7273	0.7929	0.7939	0.8110
WFQI	0.7677	0.7816	0.7343	0.7965	0.7910	0.8129

5 结束语

NSCT 不仅具有多尺度、良好的空域和频域局部特性以及多方向特性，能够更好地捕捉图像的几何特征，还具有平移不变特性，更适合于 2D 图像的处理。将 NSCT 引入图像融合可以更好地提取原始图像的边缘特征，更好地保持原图像的细节，为融合提供更多的信息。本文提出的基于 NSCT 的图像融合新算法实验结果表明，在视觉和客观性能指标下，该算法与小

波变换、Contourlet 变换以及文中的其他 NSCT 融合算法相比有明显的优越性，得到的融合图像具有更好的视觉效果和更优的量化指标。

参考文献

- 1 Do MN, Vetterli M. The contourlet transform: An efficient directional multiresolution image representation. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2005,14(12):2091 – 2106.
- 2 Cunha AL, Zhou JP, Do MN. The nonsubsampling contourlet transform: theory, design, and applications. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2006,15(10):3089 – 3101.
- 3 Shensa MJ. The discrete wavelet transform: wedding the à trous and Mallat algorithms. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1992,40(10):2464 – 2482.
- 4 Qiang Zhang, Bao-Long Guo. Research on Image Fusion Based on the Nonsubsampling Contourlet Transform. *IEEE International Conference on Control and Automation Guangzhou*, 2007.
- 5 叶传奇,苗启广,王宝树. 基于非子采样 Contourlet 变换的图像融合方法. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2007,19(10):1274 – 1278.
- 6 Piella G, Heijmans H. A new quality metric for image fusion. *The International Conference Image Processing*, 2003,3:III-173~III-176.
- 7 Wang Z, Bovik AC. A Universal Image Quality Index. *IEEE Signal Processing Letters*, 2002,9(3):81 – 84.